

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH**

NGUYỄN NGỌC ÂU

**HỆ THỐNG NHẬN DẠNG THÔNG MINH
CHẨN ĐOÁN NHANH ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN**

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SỸ

NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỆN

MÃ SỐ: 62520202

Tp. Hồ Chí Minh, 6/2018.

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

NGUYỄN NGỌC ÂU

HỆ THỐNG NHẬN DẠNG THÔNG MINH
CHẨN ĐOÁN NHANH ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

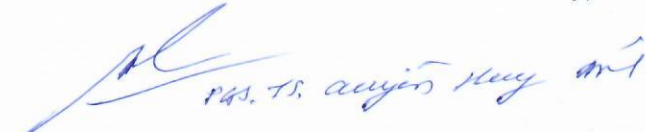
NGÀNH: KỸ THUẬT ĐIỆN – 62520202

Tp. Hồ Chí Minh, 6/2018

CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

Người hướng dẫn khoa học 1: PGS.TS QUYỀN HUY ÁNH

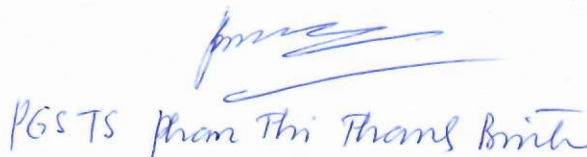
(Ghi rõ họ, tên, chức danh khoa học, học vị và chữ ký)



PGS. TS. Quyên Huy Ánh

Người hướng dẫn khoa học 2: PGS.TS PHAN THỊ THANH BÌNH

(Ghi rõ họ, tên, chức danh khoa học, học vị và chữ ký)



PGS TS Phan Thị Thanh Bình

Luận án tiến sĩ được bảo vệ trước

HỘI ĐỒNG CHẤM BẢO VỆ LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT,

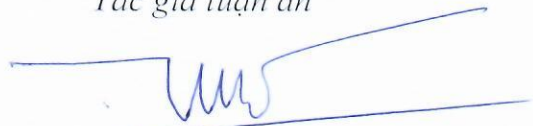
Ngày tháng năm 2018

LỜI CAM ĐOAN

Tôi cam đoan đây là công trình nghiên cứu của tôi. Các số liệu, kết quả nêu trong luận án là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất kỳ công trình nào khác.

Tp. Hồ Chí Minh, ngày tháng 6 năm 2018.

Tác giả luận án



Nguyễn Ngọc Âu

TÓM TẮT

Hệ thống điện hiện đại đối mặt các thách thức mới với rất nhiều thay đổi. Đầu tư nguồn phát không đáp ứng kịp nhu cầu phát triển phụ tải gây áp lực lên hệ thống điện phải vận hành gần giới hạn ổn định. Trong khi đó, hệ thống điện vận hành luôn gặp phải các trường hợp sự cố bất thường. Các sự cố này gây hại đến ổn định động hệ thống điện và có thể dẫn đến tan rã hệ thống điện. Đánh giá ổn định quá độ của hệ thống điện trong những dao động lớn do sự cố gây ra, các phương pháp truyền thống tỏ ra kém hiệu quả. Vì vậy, một nhu cầu là cần hệ thống nhận dạng nhanh mất ổn định động hệ thống điện nhằm cảnh báo sớm thì còn cơ hội để điều khiển đưa hệ thống điện trở về trạng thái ổn định. Thế giới đang chứng kiến sự trỗi dậy một cách mạnh mẽ của trí thông minh nhân tạo ứng dụng vào lĩnh vực khoa học công nghệ trong những năm đầu thế kỷ 21 và thời gian sắp tới. Trong đó, ứng dụng công nghệ tính toán thông minh nhân tạo trong chẩn đoán ổn định hệ thống điện được nhiều nhà khoa học quan tâm. Qua nghiên cứu, tác giả nhận thấy ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo cho bài toán chẩn đoán ổn định hệ thống điện gặp phải vấn đề phức tạp của dữ liệu cần xử lý để nâng cao độ chính xác. Luận án đề xuất hướng nghiên cứu ứng dụng hệ thống thông minh vào xây dựng mô hình chẩn đoán ổn định động hệ thống điện gồm ba vấn đề cụ thể cần giải quyết: Một là vấn đề lựa chọn tập biến. Hai là vấn đề giảm không gian mẫu. Ba là cải tiến mô hình mạng nơ-ron để nâng cao độ chính xác nhận dạng.

Tóm tắt các đóng góp chính của luận án như sau:

1. Đề xuất quy trình xây dựng tập biến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Giới thiệu và áp dụng thành công hai giải thuật chọn biến, SFFS và FR, vào giảm không gian biến một cách hiệu quả. Kết quả kiểm tra trên sơ đồ IEEE 39-bus, giải thuật SFFS cho kết quả chọn biến tốt hơn phương pháp FR nhờ vào mở rộng không gian tìm kiếm của nó.

2. Áp dụng thành công giải thuật giảm không gian mẫu K-means lai (Hybrid K-means – HK), cải tiến từ giải thuật phân cụm dữ liệu nổi tiếng K-means, khai phá dữ liệu ổn định động hệ thống điện. Kết quả kiểm tra cho thấy giải thuật HK đã khắc phục được nhược điểm K-means, giúp nâng cao chất lượng phân cụm dữ liệu, giảm không gian mẫu một cách hiệu quả. Việc giảm không gian mẫu làm cho mỗi nhóm mẫu con có một tâm đại diện. Điều này có ý nghĩa rất quan trọng là làm cho mô hình không tăng dung lượng bộ nhớ lưu trữ mẫu mới, linh hoạt trong việc cập nhật làm giàu tri thức mới, và giúp mô hình nâng cao khả năng bao phủ dữ liệu, thích nghi với mẫu mới rất cao.
3. Đề xuất quy trình xây dựng hệ thống nhận dạng thông minh chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện dựa trên cơ sở mạng nơ-ron, khai phá dữ liệu. Luận án đã phát triển thành công mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Mô hình đề xuất đạt được mục tiêu quan trọng là nâng cao độ chính xác phân lớp. Với cách tiếp cận trình bày trong luận án, các khâu thực hiện đã được quy trình hóa, điều này giúp mô hình nhận dạng hoàn toàn có thể mở rộng cho các trường hợp nhiều lớn khác nhau.
4. Bài toán nhận dạng trong đề tài có thể tổng hợp cho bài toán điều khiển ổn định hệ thống điện chẳng hạn như điều khiển sa thải phụ tải.
5. Xây dựng cách tiếp cận nhận dạng nhanh trạng thái ổn định động hệ thống điện khi có sự cố ngắn mạch nghiêm trọng xảy ra chỉ dựa trên các biến đầu vào là độ thay đổi công suất tác dụng tải, độ thay đổi công suất tác dụng trên các nhánh, và sụt điện áp tại các nút. Kết quả kiểm tra cho độ chính xác nhận dạng cao về trạng thái ổn định hệ thống điện mà không cần giải hệ phương trình vi phân như phương pháp truyền thống.
6. Hệ thống nhận dạng thông minh được xây dựng có thể được sử dụng như công cụ trợ giúp các điều độ viên đề ra chiến lược điều khiển trong những

tình huống khẩn cấp, và huấn luyện các điều độ viên hệ thống điện xử lý các tình huống dựa trên các kịch bản sự cố.

7. Việc giảm không gian biến có ý nghĩa rất lớn trong việc giảm chi phí thiết bị đo lường cảm biến, đơn giản hóa sơ đồ đấu nối, và giúp hệ thống tăng tốc độ xử lý. Việc giảm không gian mẫu có ý nghĩa quan trọng trong việc tiết kiệm bộ nhớ lưu trữ mẫu, giảm chi phí thu thập dữ liệu, và giúp mô hình dễ dàng cập nhật dữ liệu mới.

ABSTRACT

Modern power systems are forced to operate under highly stressed operating conditions closer to their stability limits due to the rapid growth of electricity demand. The power system operates in the event of unusual problems. These problems damage the power system and can lead to system blackout. Evaluating the transient stability of the power system in large oscillations caused by the incident, traditional methods are ineffective. The need is to fast identify the unstable power system for early warning, so that the opportunity driving power system into re-stability state can be easier. The world is witnessing a strong rise of artificial intelligence applied to the field of science and technology in the early 21st century and in the coming time. In particular, artificial intelligence applications in the diagnosis of power system stability are many scientists concerned. In study, the author found that the artificial neural network application for the power system diagnostics encountered a complex problem of data processing and classification accuracy. From analyzing, the author proposed three specific issues to solve: feature selection, sample reduction space, and improved classification accuracy.

Summary of theoretical and academic contribution of the dissertation:

1. Approach of building fast recognition method for dynamic power system stability prediction is caused by faults. The selected features are variables that characterize at fault-on mode of power system such as voltage drops in the nodes, changes in active power flows in transmission lines, and nodal active powers. The test results have high accuracy classification of the stability status of the power system without solving the differential equation as a traditional method.

2. Propose the process of building the feature set for dynamic power system stability prediction. Successfully applied two reduction feature space algorithms that are SFFS and FR. The tested results on IEEE 39-bus power net showed that the SFFS algorithm gives better results than the FR method because of its expanded search space.
3. Successfully applied Hybrid K-means algorithm in the data mining of power system stability, the test results show that the HK algorithm overcomes the K-means disadvantage, improves the quality of clustering, and reduces the sample space efficiently. Reducing the sample space, each cluster has a representative center. This helps the model not increase the memory capacity, flexibility in updating knowledge, and helps the model improve data coverage.
4. With the approach presented in the thesis, the implementation process has been clearly defined, which makes the model can completely expand to the case of different large noises.
5. The problem of recognition in the thesis can be synthesized for the problem of controlling the power system stability such as the load shedding control.
6. The built intelligent recognition system can be used as a tool to assist operators to develop control strategies in emergency situations, and a training tool for handling situations based on incident scenarios.
7. Feature reduction space is significant in reducing the cost of sensor measurement, simplifying the connection diagram, and helping the system to work faster. Sample reduction space is important for the system to save sample storage space, reduce data collection cost, and update data.

MỤC LỤC

Trang tựa	TRANG
LỜI CAM ĐOAN	ii
MỤC LỤC.....	viii
CHƯƠNG 1. MỞ ĐẦU	1
1.1 Tính cần thiết	1
1.2 Mục tiêu của luận án.....	1
1.3 Đối tượng và phạm vi nghiên cứu	2
1.4 Cách tiếp cận và phương pháp nghiên cứu.....	2
1.5 Điểm mới của về mặt khoa học luận án	3
1.6 Ý nghĩa thực tiễn của luận án	3
1.7 Bố cục của luận án.....	4
CHƯƠNG 2. TỔNG QUAN VỀ TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU ĐÁNH GIÁ ỔN ĐỊNH HỆ THỐNG ĐIỆN	5
2.1 Tổng quan	5
2.2 Ổn định động hệ thống điện	5
2.2.1 Các chế độ làm việc hệ thống điện.....	5
2.2.2 Ổn định hệ thống điện	6
2.3 Các phương pháp phân tích ổn định động hệ thống điện	6
2.3.1 Phương pháp tích phân số	7

2.3.2	Phương pháp trực tiếp	7
2.3.3	Phương pháp diện tích.....	7
2.3.4	Phương pháp mô phỏng theo miền thời gian	7
2.4	Các nghiên cứu khoa học liên quan.....	7
2.5	Tóm tắt chương 2.....	9
CHƯƠNG 3. CÔNG NGHỆ TÍNH TOÁN THÔNG MINH		10
3.1	Mạng nơron nhân tạo.....	10
3.1.1	Giới thiệu về mạng nơron nhân tạo	10
3.1.2	Mô hình nơron nhân tạo	10
3.1.2.1	Cấu trúc mô hình một nơron nhân tạo.....	10
3.1.2.2	Cấu trúc mô hình mạng Nơ-ron nhân tạo nhiều lớp.....	10
3.1.3	Các qui tắc học	10
3.1.4	Mạng Perceptron nhiều lớp	11
3.1.5	Mạng nơron Generalized Regression Neural Network (GRNN)	11
3.2	Bộ phân lớp K-Nearest Neighbor.....	11
3.3	Bộ phân lớp máy vector hỗ trợ.....	11
3.4	Tóm tắt chương 3.....	11
CHƯƠNG 4. LỰA CHỌN THÔNG SỐ ĐẶC TRƯNG CHO HỆ THỐNG NHẬN DẠNG THÔNG MINH TRONG CHẨN ĐOÁN ỔN ĐỊNH ĐỘNG HTĐ		
4.1	xÂY DỰNG tập mẫu.....	12

4.2	Lựa chọn tập biến	12
4.2.1	Tiêu chuẩn chọn biến	12
4.2.1.1	Tiêu chuẩn Fisher	12
4.2.1.2	Tiêu chuẩn Divergence.....	13
4.2.1.3	Tiêu chuẩn Scatter Matrix (SM).....	13
4.2.2	Các giải thuật tìm kiếm tập biến.....	13
4.2.2.1	Giải thuật Sequential Forward Floating Selection (SFFS):	13
4.2.2.2	Giải thuật xếp hạng biến (FR-Feature Ranking):	13
4.3	Tóm tắt chương 4.....	13
CHƯƠNG 5. PHƯƠNG PHÁP XÂY DỰNG HỆ THỐNG NHẬN DẠNG THÔNG MINH CHẨN ĐOÁN ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN		14
5.1	Giới thiệu	14
5.2	Xây dựng tập mẫu.....	14
5.3	Nghiên cứu đề xuất quy trình chọn biến đặc trưng	15
5.4	Trích xuất tri thức	15
5.5	Đánh giá.....	16
5.6	Biểu diễn kết quả	16
5.7	Nghiên cứu đề xuất quy trình giảm không gian mẫu	17
5.7.1	Đề xuất quy trình giảm không gian mẫu	17

5.8	Nghiên cứu đề xuất mô hình bộ phân lớp cải tiến nâng cao độ chính xác nhận dạng (Advanced parallel Classifier Model-APCM).....	18
5.8.1	Xây dựng mô hình phân lớp lai dựa vào năng lượng mẫu	18
5.8.2	Mô hình HCM đề nghị	18
5.8.3	Ý tưởng xây dựng mô hình APCM dựa vào kỹ thuật phân cụm dữ liệu.....	19
5.8.3.1	Quy trình xây dựng mô hình APCM	20
5.8.3.2	Vận hành mô hình	21
5.9	Tóm tắt chương 5.....	22
CHƯƠNG 6. ỨNG DỤNG MÔ HÌNH APCM CHẨN ĐOÁN NHANH ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN IEEE 39-BUS		23
6.1	Giới thiệu sơ đồ hệ thống điện chuẩn IEEE 39-bus	23
6.2	Xây dựng tập mẫu và tập biến ban đầu	23
6.3	Chọn biến đặc trưng	23
6.4	Giảm không gian mẫu.....	25
6.5	Áp dụng mô hình cải tiến	28
6.6	Nhận xét.....	30
6.7	Tóm tắt chương 6.....	31
CHƯƠNG 7. KẾT LUẬN.....		32
7.1	Kết quả đạt được.....	32
7.2	Hướng phát triển.....	33

Chương 1. MỞ ĐẦU

1.1 TÍNH CẦN THIẾT

Hệ thống điện hiện đại đối mặt các thách thức mới với rất nhiều thay đổi. Đầu tư nguồn phát không đáp ứng được nhu cầu phát triển phụ tải gây áp lực lên hệ thống điện phải vận hành gần giới hạn ổn định. Trong khi đó, hệ thống điện vận hành luôn gặp phải các trường hợp bất thường dẫn đến tan rã hệ thống điện. Trên thế giới đã xảy ra rất nhiều sự cố tan rã hệ thống nghiêm trọng gắn liền với sự mất ổn định của hệ thống điện và đã gây ra những thiệt hại kinh tế vô cùng to lớn.

Để đánh giá tính ổn định quá độ của hệ thống điện phức tạp nhiều máy trong những dao động lớn do sự cố gây ra, các phương pháp truyền thống tỏ ra kém hiệu quả. Vì vậy, một nhu cầu là cần hệ thống chẩn đoán nhanh mất ổn định động hệ thống điện nhằm cảnh báo sớm thì còn cơ hội để điều khiển đưa hệ thống điện trở về trạng thái ổn định. Ứng dụng công nghệ trí thức đánh giá ổn định hệ thống điện được nhiều tác giả quan tâm và tập trung nghiên cứu trong những năm gần đây. Tuy nhiên, ứng dụng công nghệ trí thức gặp phải hai vấn đề khó khăn ảnh hưởng đến độ chính xác nhận dạng: Một là biến đầu vào lớn dẫn đến tăng chi phí đo lường cảm biến, và gây nhiễu. Hai là dữ liệu mẫu lớn gây tốn kém chi phí thu thập dữ liệu, tăng bộ nhớ lưu trữ, huấn luyện khó khăn. Vì vậy, nghiên cứu chọn biến đặc trưng và mẫu đại diện, cũng như nghiên cứu xây dựng mô hình nhận dạng thông minh trong chẩn đoán ổn định động hệ thống điện trên cơ sở mạng nơ-ron nhằm nâng cao độ chính xác là rất cần thiết. Đó cũng là động cơ để Nghiên cứu sinh chọn đề tài nghiên cứu **‘Hệ thống nhận dạng thông minh chẩn đoán nhanh ổn định động của hệ thống điện’**.

1.2 MỤC TIÊU CỦA LUẬN ÁN

- Nghiên cứu các phương pháp giảm kích thước không gian dữ liệu.
- Xây dựng hệ thống nhận dạng thông minh dựa trên cơ sở mạng nơ-ron cải tiến có khả năng chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện với độ chính xác cao.

1.3 ĐỐI TƯỢNG VÀ PHẠM VI NGHIÊN CỨU

- Đối tượng nghiên cứu:

- Nghiên cứu quy trình xây dựng hệ thống thông minh chẩn đoán ổn định động hệ thống ứng dụng kỹ thuật khai phá dữ liệu và công nghệ thông minh nhân tạo với độ chính xác cao.
- Đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất trên các hệ thống điện chuẩn IEEE 39-bus.

- Phạm vi nghiên cứu:

Đề tài tập trung nghiên cứu ứng dụng tính toán thông minh, khai phá dữ liệu vào giải quyết vấn đề chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện do các sự cố gây ra. Phạm vi nghiên cứu tập trung vào các vấn đề sau:

- Nghiên cứu giảm không gian biến.
- Nghiên cứu giảm không gian mẫu.
- Nghiên cứu cải tiến mô hình mạng nơ-ron nhằm nâng cao độ chính xác nhận dạng.

1.4 CÁCH TIẾP CẬN VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

- Nghiên cứu các tài liệu, các bài báo, các sách về chẩn đoán ổn định hệ thống điện.
- Nghiên cứu phương pháp chọn biến hay giảm không gian biến.
- Nghiên cứu phương pháp giảm không gian mẫu.
- Xây dựng hệ thống nhận dạng thông minh dựa trên cơ sở mạng nơ-ron, khai phá dữ liệu.
- Đánh giá phương pháp đề xuất trên sơ đồ lưới điện chuẩn IEEE 39-bus.
- Nghiên cứu với sự trợ giúp của các phần mềm Matlab, PowerWorld.

1.5 ĐIỂM MỚI CỦA VỀ MẶT KHOA HỌC LUẬN ÁN

- Đề xuất quy trình xây dựng tập biến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Giới thiệu và áp dụng thành công hai giải thuật chọn biến, SFFS và FR, vào giảm không gian biến một cách hiệu quả. Kết quả kiểm tra trên sơ đồ IEEE 39-bus, giải thuật SFFS cho kết quả chọn biến tốt hơn phương pháp FR nhờ vào mở rộng không gian tìm kiếm của nó.
- Áp dụng thành công giải thuật giảm không gian mẫu K-means lai (Hybrid K-means – HK), cải tiến từ giải thuật phân cụm dữ liệu nổi tiếng K-means, khai phá dữ liệu ổn định động hệ thống điện. Kết quả kiểm tra cho thấy giải thuật HK đã khắc phục được nhược điểm K-means, giúp nâng cao chất lượng phân cụm dữ liệu, giảm không gian mẫu một cách hiệu quả. Việc giảm không gian mẫu làm cho mỗi nhóm mẫu con có một tâm đại diện. Điều này có ý nghĩa rất quan trọng là làm cho mô hình không tăng dung lượng bộ nhớ lưu trữ mẫu mới, linh hoạt trong việc cập nhật làm giàu tri thức mới, và giúp mô hình nâng cao khả năng bao phủ dữ liệu, thích nghi với mẫu mới rất cao.
- Đề xuất quy trình xây dựng hệ thống nhận dạng thông minh chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện dựa trên cơ sở mạng nơ-ron, khai phá dữ liệu. Luận án đã phát triển thành công mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Mô hình đề xuất đạt được mục tiêu quan trọng là nâng cao độ chính xác phân lớp. Với cách tiếp cận trình bày trong luận án, các khâu thực hiện đã được quy trình hóa, điều này giúp mô hình nhận dạng hoàn toàn có thể mở rộng cho các trường hợp nhiễu lớn khác nhau.
- Bài toán nhận dạng trong đề tài có thể tổng hợp cho bài toán điều khiển ổn định hệ thống điện chẳng hạn như điều khiển sa thải phụ tải.

1.6 Ý NGHĨA THỰC TIỄN CỦA LUẬN ÁN

- Xây dựng cách tiếp cận nhận dạng nhanh trạng thái ổn định động hệ thống điện khi có sự cố ngắn mạch nghiêm trọng xảy ra chỉ dựa trên các biến đầu vào là độ thay đổi công suất tác dụng tải, độ thay đổi công suất tác dụng trên

Tóm tắt

các nhánh, và độ sụt điện áp tại các nút. Kết quả kiểm tra cho độ chính xác nhận dạng cao về trạng thái ổn định hệ thống điện mà không cần giải hệ phương trình vi phân như phương pháp truyền thống.

- Hệ thống nhận dạng thông minh được xây dựng có thể được sử dụng như công cụ trợ giúp các điều độ viên đề ra chiến lược điều khiển trong những tình huống khẩn cấp, và huấn luyện các điều độ viên hệ thống điện xử lý các tình huống dựa trên các kịch bản sự cố.
- Việc giảm không gian biến có ý nghĩa rất lớn trong việc giảm chi phí thiết bị đo lường cảm biến, đơn giản hóa sơ đồ đấu nối, và giúp hệ thống tăng tốc độ xử lý. Việc giảm không gian mẫu có ý nghĩa quan trọng trong việc tiết kiệm bộ nhớ lưu trữ mẫu, giảm chi phí thu thập dữ liệu, và giúp mô hình dễ dàng cập nhật dữ liệu.

1.7 BỐ CỤC CỦA LUẬN ÁN

Bố cục của luận án bao gồm 7 chương:

Chương 1. Mở đầu

Chương 2. Tổng quan tình hình nghiên cứu đánh giá ổn định hệ thống điện

Chương 3. Công nghệ tính toán thông minh

Chương 4. Lựa chọn thông số đặc trưng

Chương 5. Xây dựng hệ thống nhận dạng thông minh trong chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện

Chương 6. Ứng dụng mô hình Nơron cải tiến chẩn đoán ổn định động hệ thống điện IEEE 39-bus

Chương 7. Kết luận

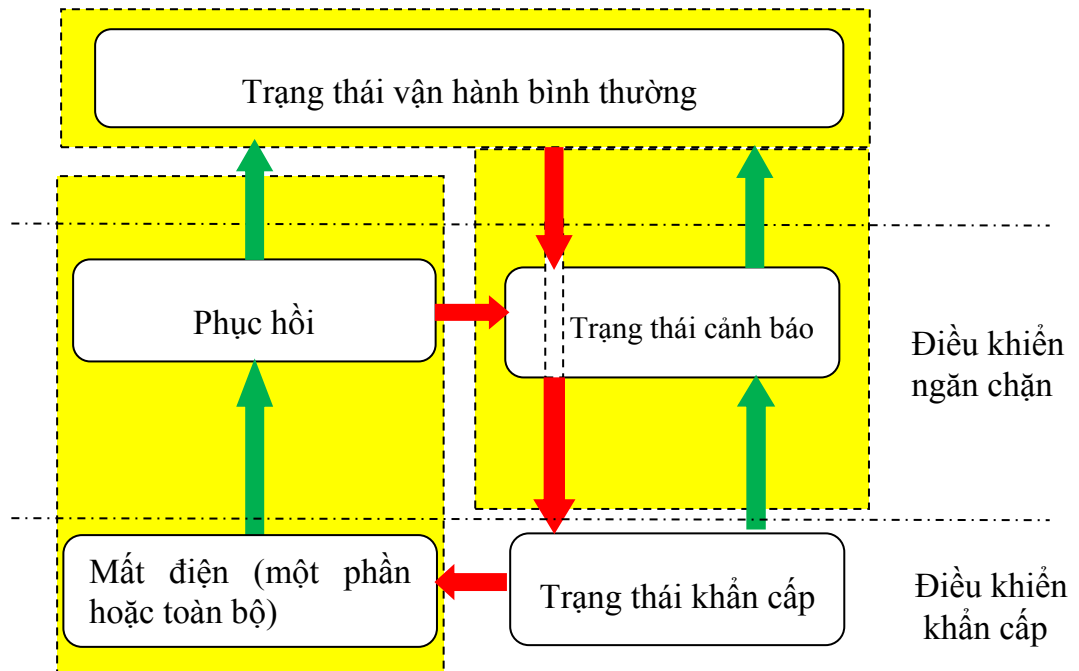
Chương 2. TỔNG QUAN VỀ TÌNH HÌNH NGHIÊN CỨU ĐÁNH GIÁ ỔN ĐỊNH HỆ THỐNG ĐIỆN

2.1 TỔNG QUAN

Hệ thống điện vận hành luôn đối mặt với các trường hợp bất thường và gây hại nghiêm trọng đến ổn định hệ thống điện. Xử lý quá trình quá độ trong hệ thống điện có một giá trị rất quan trọng để nâng cao độ tin cậy và tính ổn định chế độ vận hành hệ thống điện. Các phương pháp truyền thống tỏ ra kém hiệu quả trong đánh giá ổn định quá độ dao động lớn do sự cố gây ra. Trong khi, chế độ quá độ dao động lớn do sự cố gây ra cần phải xử lý nhanh thì còn cơ hội điều khiển đưa hệ thống trở về trạng thái ổn định. Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo là hướng nghiên cứu hiện đại, có khả năng giải quyết bài toán rất phức tạp trong phân tích đánh giá ổn định động hệ thống điện.

2.2 ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN

2.2.1 Các chế độ làm việc hệ thống điện



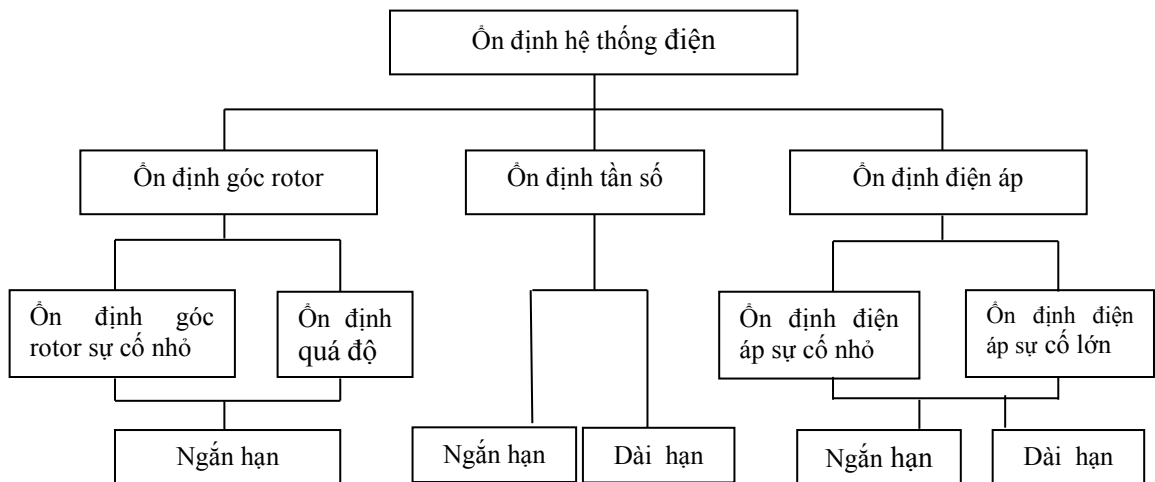
Hình 2.1 Trạng thái các điểm vận hành của hệ thống điện

Tóm tắt

Các chế độ làm việc của hệ thống điện được chia làm 2 loại chính: chế độ xác lập và chế độ quá độ. Hình 2.1 trình bày quá trình thay đổi các trạng thái vận hành của hệ thống điện.

2.2.2 Ổn định hệ thống điện

Ổn định động là khả năng của hệ thống sau những kích động lớn phục hồi được trạng thái vận hành cho phép ban đầu hoặc gần trạng thái vận hành cho phép ban đầu. Phân loại ổn định hệ thống điện như Hình 2.2.



Hình 2.2 Phân loại ổn định hệ thống điện theo IEEE/CIGRE

2.3 CÁC PHƯƠNG PHÁP PHÂN TÍCH ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN

Phân tích ổn định động hệ thống điện là xem xét khả năng hệ thống điện chuyển sang làm việc ổn định ở trạng thái xác lập mới sau dao động lớn. Các dao động lớn gây ra mất cân bằng công suất cơ đầu vào và công suất điện ra của máy phát. Khi đó, làm cho rô-to các máy phát dao động với máy phát khác và gây phá vỡ ổn định hệ thống điện. Trong phần này phân tích ưu nhược điểm bốn phương pháp khảo sát ổn định động hệ thống điện: phương pháp diện tích, phương pháp trực tiếp, phương pháp tích phân số, và phương pháp mô phỏng theo miền thời gian.

Tóm tắt

2.3.1 Phương pháp tích phân số

Phương pháp tích phân số, Euler và Runge-Kutta, cho kết quả khá chính xác. Tuy nhiên, trong phương pháp tích phân số cần chú ý vấn đề sai số tích lũy trong các bước giải.

2.3.2 Phương pháp trực tiếp

Phương pháp trực tiếp hay phương pháp năng lượng tính toán ổn định hệ thống điện có ưu điểm là bỏ qua khâu giải hệ phương trình vi phân nhưng cần nhiều tính toán để xác định chỉ số ổn định quá độ.

2.3.3 Phương pháp diện tích

Phương pháp diện tích bỏ qua khâu giải hệ phương trình vi phân. Giới hạn của phương pháp: Đối với HTĐ lớn do có nhiều máy phát tương tác phức tạp trên hệ thống thì tiêu chuẩn diện tích sẽ không còn phù hợp.

2.3.4 Phương pháp mô phỏng theo miền thời gian

Phương pháp mô phỏng miền thời gian cho kết quả chính xác, nhưng trở ngại lớn nhất của phương pháp này là vấn đề thời gian giải.

2.4 CÁC NGHIÊN CỨU KHOA HỌC LIÊN QUAN

Các quá độ dao động lớn do sự cố gây ra mất ổn định cần phát hiện nhanh giúp đưa ra quyết định điều khiển khẩn cấp nhằm tránh hiện tượng tan rã lưới điện. Tuy nhiên, do tính phức tạp của HTĐ cho nên trong chế độ điều khiển khẩn cấp việc tính toán gặp khó khăn về mặt thời gian, sự chậm trễ ra quyết định dẫn đến mất ổn định HTĐ.

Các phương pháp truyền thống không đáp ứng yêu cầu về thời gian trong chế độ điều khiển khẩn cấp. Trong trường hợp yêu cầu tính toán nhanh thì mạng nơ-ron nhân tạo cung cấp giải quyết vấn đề một cách hiệu quả, nhanh, và chính xác cho bài toán phi tuyến cao. Trong những năm gần đây, nhiều nghiên cứu ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo để xây dựng hệ thống thông minh chẩn đoán ổn định HTĐ. Việc chẩn đoán trực tiếp chế độ ổn định HTĐ được xác định nhờ vào khâu học

Tóm tắt

quan hệ vào ra thích hợp theo những thông số về chế độ bình thường và sự cố, mà không cần giải hệ phương trình vi phân mô tả hệ thống.

Trong nghiên cứu ổn định quá độ có hai vấn đề quan trọng cần quan tâm là đánh giá ổn định và chẩn đoán ổn định. Trong chẩn đoán ổn định HTĐ thì câu hỏi mấu chốt cần trả lời là sau dao động quá độ kết quả chẩn đoán HTĐ ‘ổn định’ hay ‘không ổn định’. Trong đó, biến sự cố là biến chứa thông tin trạng thái sự cố của HTĐ như độ sụt điện áp tại các nút, độ thay đổi công suất trên các nhánh, độ thay đổi công suất các tải, độ thay đổi công suất các máy phát, độ thay đổi các góc phát,... Hệ thống nhận dạng thông minh cần thông tin đặc trưng quan trọng làm dữ liệu đầu vào, việc giảm không gian dữ liệu đầu vào giúp cho hệ thống xử lý dữ liệu một cách nhanh, giảm chi phí.

Vấn đề nhận dạng ổn định quá độ HTĐ đối mặt với vấn đề dữ liệu phức tạp. Vấn đề đặt ra là chọn những mẫu đại diện cho không gian mẫu nhằm giảm gánh nặng thu thập dữ liệu, tiết kiệm chi phí. Trong những năm gần đây rất nhiều nhóm nghiên cứu tập trung vào hướng nghiên cứu ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo chẩn đoán ổn định HTĐ. Các công trình công bố liên quan đến nhận dạng ổn định HTĐ đã chỉ ra công nghệ tính toán thông minh nhân tạo cho khả năng tính toán nhanh, chính xác, và khả năng khai phá tiềm năng thông tin hữu ích đối với dữ liệu phức tạp. Tuy nhiên, các công trình chỉ đề cập vào vấn đề chọn biến mà chưa đề cập đến vấn đề giảm không gian mẫu.

Về vấn đề bộ phân lớp, qua khảo cứu các công trình đã công bố thì mô hình gồm có hai dạng: Thứ nhất, phổ biến, là mô hình đơn với bộ chẩn đoán đơn hay mô hình gồm một mạng nơ-ron. Thứ hai là mô hình song song với bộ chẩn đoán gồm các mạng nơ-ron con song song. Tuy nhiên, về mô hình song song các tác giả đề xuất mỗi mô hình con làm nhiệm vụ chẩn đoán với một dạng sự cố có thể gây mất ổn định gồm một trong các dạng sự cố như ba pha, một pha chạm đất, hai pha, hai pha chạm đất. Mô hình chỉ phù hợp cho giám sát một số ít đường dây, bus. Vì vậy, nghiên cứu đề xuất xây dựng mô hình nhận dạng thông minh dựa trên cơ sở

Tóm tắt

mạng nơ-ron cải tiến chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện nhằm nâng cao độ chính xác là điều cần thiết.

2.5 TÓM TẮT CHƯƠNG 2

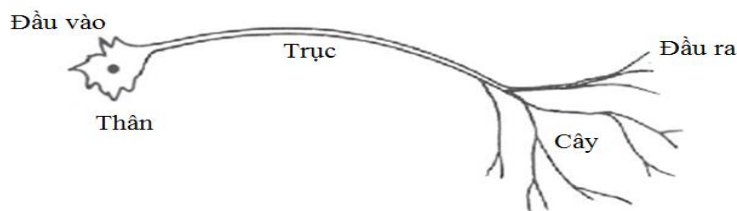
Dựa trên những phân tích chế độ quá độ ổn định trong HTĐ, tác giả đã chỉ ra ba vấn đề cần giải quyết khi xây dựng hệ thống thông minh nhân tạo chẩn đoán ổn định động HTĐ gồm: lựa chọn tập biến hay giảm không gian biến, giảm không gian mẫu, và cải tiến mô hình mạng nơ-ron để nâng cao độ chính xác nhận dạng. Các nội dung này trình bày ở các chương 4, 5 và kiểm tra kết quả nghiên cứu ở chương 6.

Chương 3. CÔNG NGHỆ TÍNH TOÁN THÔNG MINH

3.1 MẠNG NƠ-ron NHÂN TẠO

3.1.1 Giới thiệu về mạng nơ-ron nhân tạo

Mô hình của một dạng nơ-ron sinh học được mô tả trên hình 3.1. Cấu trúc chung của một nơ-ron sinh học gồm có ba phần chính là: thân, cây và trục.

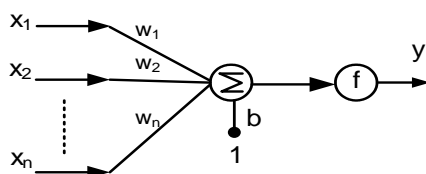


Hình 3.1 Mô hình nơ-ron sinh học

3.1.2 Mô hình nơ-ron nhân tạo

3.1.2.1 Cấu trúc mô hình một nơ-ron nhân tạo

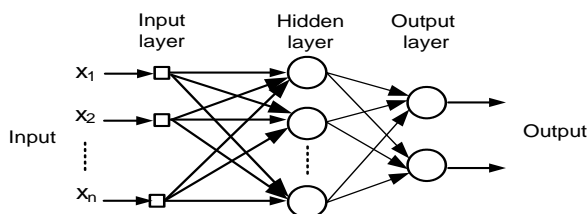
Hình 3.2 trình bày mô hình nơ-ron với n phần tử ngõ vào, mỗi ngõ vào được kết nối với trọng số w . Tổng ngõ vào được trọng hóa với ngưỡng đưa tới ngõ ra qua hàm chuyển đổi f .



Hình 3.2 Mô hình một nơ-ron nhân tạo

3.1.2.2 Cấu trúc mô hình mạng Nơ-ron nhân tạo nhiều lớp

Mạng nơ-ron nhiều lớp gồm một lớp đầu vào, lớp ẩn và một lớp đầu ra.



Hình 3.3 Cấu trúc mô hình mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp

3.1.3 Các qui tắc học

Có hai kiểu học là học thông số và học cấu trúc. Có ba qui tắc học là học giám sát, học củng cố, học không giám sát.

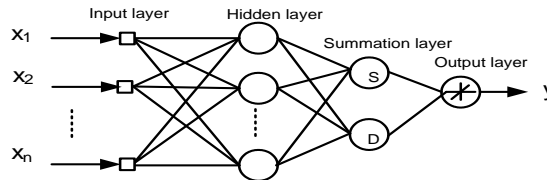
Tóm tắt

3.1.4 Mạng Perceptron nhiều lớp

Mạng gồm có một lớp ngõ vào, một hoặc nhiều lớp ẩn và một lớp ngõ ra.

3.1.5 Mạng nơ-ron Generalized Regression Neural Network (GRNN)

Mạng GRNN có cấu trúc gồm lớp vào, lớp mẫu (lớp ẩn), lớp tổng, và lớp ra, Hình 3.4.



Hình 3.4 Sơ đồ cấu trúc mạng nơ-ron GRNN

3.2 BỘ PHÂN LỚP K-NEAREST NEIGHBOR

Thuật toán K-Nearest Neighbor (K-NN) tìm ra các láng giềng gần nhất của mẫu học và quy về các nhãn lớp của chúng dựa trên các nhãn đa số, điều đó có nghĩa là các mẫu được quy về cùng lớp khi chúng là lân cận của nhau.

3.3 BỘ PHÂN LỚP MÁY VECTOR HỖ TRỢ

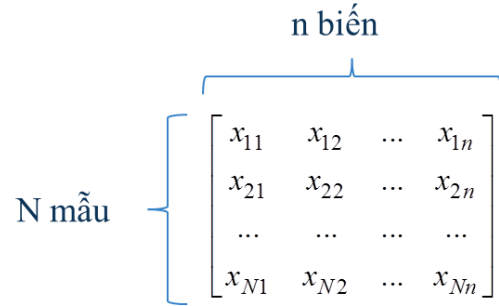
Thuật toán bộ phân lớp máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine – SVM) là bộ phân lớp mẫu dựa trên phương pháp tiếp cận lý thuyết học thống kê do Vapnik và Chervonenkis đề nghị. SVM nhằm cực tiểu hóa độ phân lớp sai với một đối tượng dữ liệu mới thông qua cực đại hóa biên giữa siêu phẳng phân cách và dữ liệu. Ý tưởng cơ bản của các SVM là xây dựng một siêu phẳng như là một mặt phẳng quyết định. Mặt phẳng này tách biệt lớp dương (+1) và lớp âm (-1) với biên lớn nhất.

3.4 TÓM TẮT CHƯƠNG 3

Tác giả đã nghiên cứu và trình bày lý thuyết cơ sở của các bộ phân lớp gồm: Bộ phân lớp mạng perceptron nhiều lớp (MLP), Bộ phân lớp mạng hồi quy tổng quát (GRNN), Bộ phân lớp K-NN, Bộ phân lớp máy vec-tơ hỗ trợ (SVM).

Chương 4. LỰA CHỌN THÔNG SỐ ĐẶC TRƯNG CHO HỆ THỐNG NHẬN DẠNG THÔNG MINH TRONG CHẨN ĐOÁN ỔN ĐỊNH ĐỘNG HTĐ

Trong bài toán chẩn đoán ổn định động HTĐ trên cơ sở công nghệ tính toán thông minh, trạng thái HTĐ được biểu hiện bằng vec-tơ $x\{x_{ij}\}$, $i=[1,N]$, $j=[1,n]$, có n chiều trong không gian quan sát R^n .

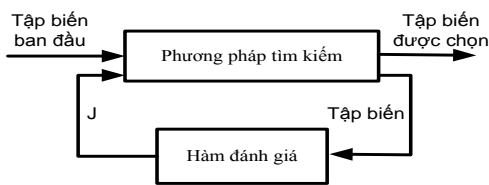


4.1 XÂY DỰNG TẬP MẪU

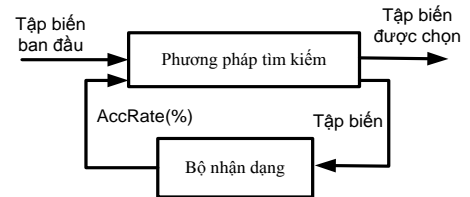
Xây dựng hệ thống nhận dạng bắt đầu bằng việc xác định tập mẫu mang tính đặc trưng thể hiện trạng thái chế độ HTĐ. Trạng thái ổn định và không ổn định được đánh giá qua từng sự cố để tri thức về ổn định quá độ của HTĐ bao quát các dạng sự cố.

4.2 LỰA CHỌN TẬP BIẾN

Biến đầu vào là vec-tơ chứa thông số trạng thái HTĐ. Biến đầu ra đại diện cho trạng thái ổn định động HTĐ. Hai kỹ thuật chọn biến là kỹ thuật lọc (Filter) và kỹ thuật chọn biến bao gói (Wrapper), Hình 4.1 và 4.2.



Hình 4.1 Kỹ thuật chọn biến Filter.



Hình 4.2 Kỹ thuật chọn biến Wrapper.

4.2.1 Tiêu chuẩn chọn biến

4.2.1.1 Tiêu chuẩn Fisher

Các biến có giá trị F lớn hơn thì khả năng tách biệt dữ liệu giữa 2 lớp cao hơn.

$$F(w) = \frac{|m_1 - m_2|^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \tag{3.1}$$

Trong đó: m_i là giá trị trung bình dữ liệu của lớp C_i và σ_i^2 là phương sai của dữ liệu của lớp C_i .

4.2.1.2 Tiêu chuẩn Divergence

Trong đó: t_r là tổng đường chéo của ma trận và bằng giá trị tổng các giá trị riêng của ma trận; C_i, C_j là ma trận hiệp phương sai; m_i, m_j vector trung bình của lớp i, j ; $(m_i - m_j)^T$ là hoán vị của $(m_i - m_j)$. D_{ij} càng lớn là thì dữ liệu hai lớp càng phân tán.

$$D_{ij} = \frac{1}{2} t_r \left[(C_i - C_j)(C_j^{-1} - C_i^{-1}) \right] + \frac{1}{2} t_r \left[(C_j^{-1} + C_i^{-1})(m_i - m_j)(m_i - m_j)^T \right] \quad (3.2)$$

4.2.1.3 Tiêu chuẩn Scatter Matrix (SM)

Giá trị J lớn hơn thì các lớp càng tách biệt.

$$J = \text{tr}\{S_w^{-1} S_m\} \quad (3.3)$$

S_w là nhóm trong và S_m ma trận hiệp phương sai của toàn bộ mẫu.

4.2.2 Các giải thuật tìm kiếm tập biến

4.2.2.1 Giải thuật Sequential Forward Floating Selection (SFFS):

Giải thuật tìm kiếm SFFS bắt đầu tìm kiếm với tập biến rỗng và áp dụng chiến lược tiến thêm từng biến một để tạo tập biến. Trong mỗi bước tiến giải thuật kết hợp chiến lược tìm lùi tháo bỏ từng biến một để lùi lại vị trí tập biến có hàm mục tiêu tốt hơn. Quá trình tìm kiếm dừng khi số biến đạt giá trị d mong muốn.

4.2.2.2 Giải thuật xếp hạng biến (FR-Feature Ranking):

Đây là phương pháp đơn giản, tốn ít thời gian tính toán. Bằng cách tính giá trị mục tiêu tách biệt dữ liệu từng biến đơn và sắp xếp giá trị này từ lớn đến nhỏ và số biến d được chọn theo mong muốn ưu tiên cho giá trị hàm mục tiêu từ lớn đến nhỏ.

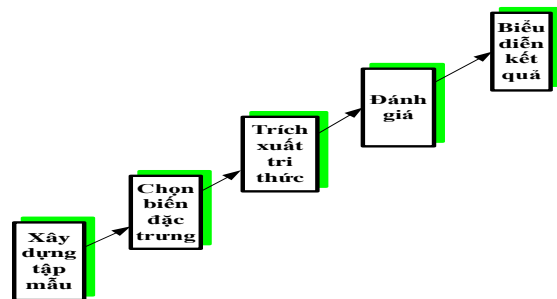
4.3 TÓM TẮT CHƯƠNG 4

Chương này giới thiệu các tiêu chuẩn chọn biến, giải thuật chọn biến SFFS và FR. Kết quả nghiên cứu áp dụng trình bày cụ thể ở chương 6.

Chương 5. PHƯƠNG PHÁP XÂY DỰNG HỆ THỐNG NHẬN DẠNG THÔNG MINH CHẨN ĐOÁN ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN

5.1 GIỚI THIỆU

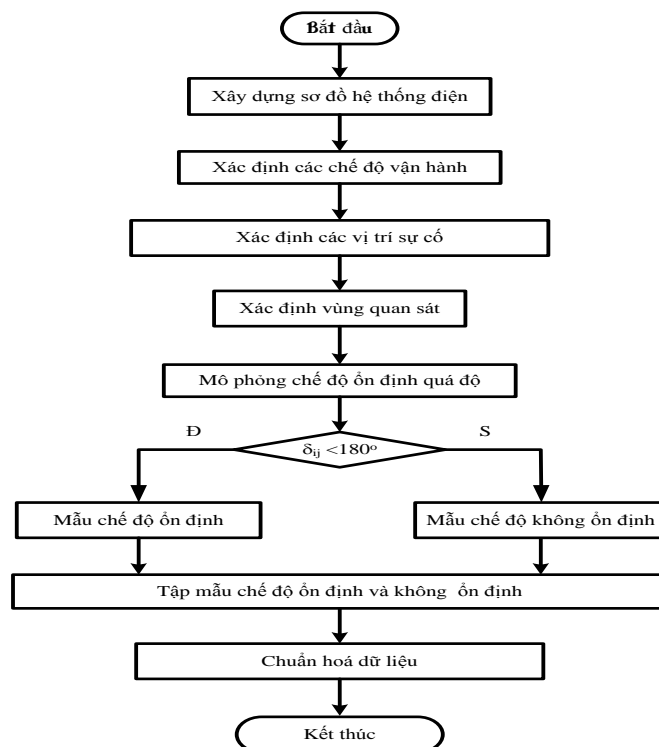
Các khâu gồm: xây dựng tập mẫu điển hình, lựa chọn biến đặc trưng, trích xuất tri thức, đánh giá kết quả, và biểu diễn kết quả.



Hình 5.1 Các khâu cơ bản của quá trình xây dựng hệ thống nhận dạng.

5.2 XÂY DỰNG TẬP MẪU

Quy trình như Hình 5.2.



Hình 5.2 Quy trình xây dựng tập mẫu

5.3 NGHIÊN CỨU ĐỀ XUẤT QUY TRÌNH CHỌN BIẾN ĐẶC TRƯNG

Từ những phân tích trên Nghiên cứu sinh đề nghị quy trình chọn biến kết hợp kỹ thuật Filter và Wrapper (F&W) theo quy trình như Hình 5.3 gồm 5 bước: **Xây dựng tập biến ban đầu, Tìm kiếm tập biến ứng viên, Huấn luyện, Đánh giá, Chọn tập biến.**

- **Bước 1. Xây dựng tập biến ban đầu**

Biến đầu vào: $\{\text{del}V_{\text{bus}}, \text{del}P_{\text{load}}, \text{del}P_{\text{flow}}\}$, Biến đầu ra: $\{1\}$ là ‘ổn định’, $\{0\}$ là ‘không ổn định’.

- **Bước 2. Tìm kiếm tập biến ứng viên**

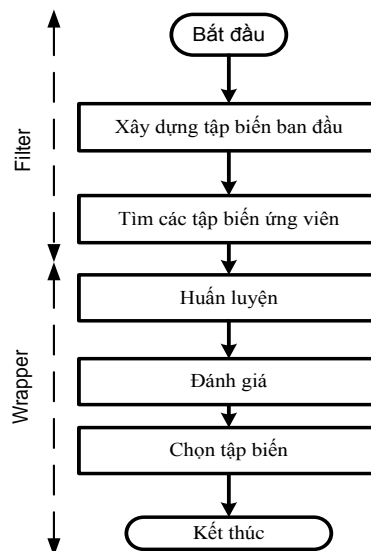
- **Bước 3. Huấn luyện:** đây là bước học quan hệ vào ra.

- **Bước 4. Đánh giá:**

Độ chính xác tổng thể phân lớp được tính theo công thức (5.1). Trong đó: n_r là số mẫu phân lớp đúng. N là tổng số mẫu huấn luyện.

$$\text{AccRate}(\%) = \frac{n_r}{N} \cdot 100 \quad (5.1)$$

- **Bước 5. Chọn tập biến**



Hình 5.3 Quy trình chọn biến đặc trưng F&W

5.4 TRÍCH XUẤT TRI THỨC

Trích xuất tri thức là xây dựng bộ phân lớp học tri thức quan hệ vào-ra.

5.5 ĐÁNH GIÁ

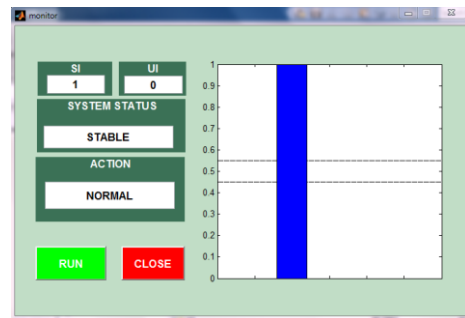
Đánh giá độ chính xác dựa trên ma-trận lẫn lộn như bảng 5.1.

Bảng 5.1 Các chỉ số độ đo đánh giá bộ phân lớp dựa vào ma trận lẫn lộn

Độ chính xác tổng thể	$AccRate=(TP+TN)/(TP+FN+FP+TN)$
Độ chính xác	$Pre=TP/(TP+FP)$
Độ hồi tưởng	$Rec=TP/(TP+FN)$
F-Score	$F-Score=2 \times Pre \times Rec / (Pre+Rec)$

5.6 BIỂU DIỄN KẾT QUẢ

Bộ phân lớp sau khi huấn luyện xong được xem là một hàm quyết định, khi nhận tín hiệu đầu vào thì hàm quyết định này tính toán giá trị đầu ra. Giá trị đầu ra là chỉ số ổn định tương đối. Trong Hình 5.4 thể hiện màn hình giám sát gồm có 5 khâu.



Hình 5.4 Màn hình biểu diễn trạng thái ổn định hệ thống điện

Hình 5.4 là minh họa cho trường hợp kết quả chẩn đoán HTĐ là ổn định. Chỉ số ổn định tương đối SI =1 và chỉ số không ổn định tương đối UI =0.

- *Khâu hiển thị chỉ số ổn định SI và UI:* khâu này cho biết chỉ số SI và UI được tính toán trong pha vận hành hay pha nhận dạng.
- *Khâu thể hiện trạng thái hệ thống điện:* Kết quả được chẩn đoán gồm có ba chế độ là: chế độ ‘ổn định’, chế độ ‘không ổn định’, và chế độ ‘cảnh báo’.
- *Khâu thể hiện hành động hoạt động:* Khâu này chỉ thị cảnh báo điều khiển. Trong trường hợp kết quả nhận dạng là ‘ổn định’ thì chế độ cảnh báo đặt ở chế độ ‘bình thường’. Trong trường hợp kết quả nhận dạng là ‘mất ổn định’ thì chế độ cảnh báo đặt ở chế độ ‘điều khiển khẩn cấp’.
- *Khâu cửa sổ màn hình:* Khâu này thể hiện chỉ số ổn định của hệ thống điện. Thanh màu xanh thể hiện cho chỉ số ổn định (SI) và thanh màu đỏ thể hiện cho chỉ số không ổn định (UI).

Tóm tắt

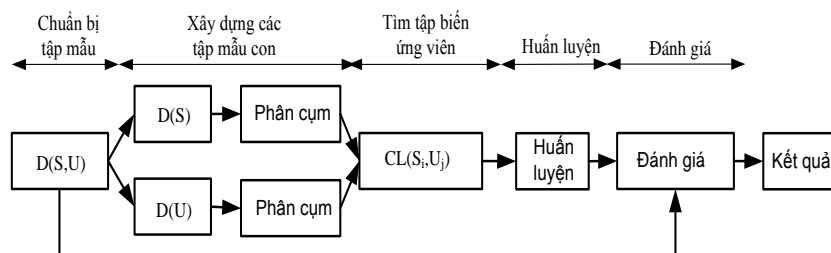
- *Nút RUN và nút CLOSE*: Màn hình thiết kế nút RUN để khi chọn thì chương trình được đưa vào chế độ hoạt động và chọn nút CLOSE để dừng chương trình.

5.7 NGHIÊN CỨU ĐỀ XUẤT QUY TRÌNH GIẢM KHÔNG GIAN MẪU

Giải thuật Hybrid K-means (HK) được đề xuất áp dụng để khắc phục hạn chế hội tụ địa phương của giải thuật KM nhờ phương pháp khoảng cách Max-Min (MMD) khởi tạo tâm ban đầu.

5.7.1 Đề xuất quy trình giảm không gian mẫu

Quy trình đề nghị gồm 5 bước: Chuẩn bị bộ mẫu ban đầu, Xây dựng các tập mẫu con, Tìm các tập con ứng viên, Huấn luyện, Đánh giá chọn kết quả, Hình 5.5.



Hình 5.5 Quy trình giảm không gian dữ liệu

Bước 1. Chuẩn bị bộ mẫu ban đầu.

Bước 2. Xây dựng các tập mẫu con. Bước này nhằm tạo các tập mẫu con rút gọn ứng viên. Tập mẫu sau rút gọn là $CL(S_{R_i}, U_{R_i})$.

Bước 3. Tìm kiếm các bộ mẫu con ứng viên. Bước này áp dụng ‘*Phương Pháp Tìm Kiếm Tuần Tự-Sequential Search Method (SSM)*’ nhằm xác định số mẫu rút gọn phù hợp S_{R_i} và U_{R_j} , $CL(S_{R_i}, U_{R_j})$ nhờ đánh giá độ chính xác từ bộ phân lớp.

Bước 4. Huấn luyện. Các bộ dữ liệu con đã kết hợp ở bước 3, $CL(S_{R_i}, U_{R_j})$, được sử dụng làm các tập học. Tập mẫu nguyên thủy, $D(S,U)$, được sử dụng làm tập kiểm tra. Bộ phân lớp 1-NN được đề nghị áp dụng nhờ vào tính đơn giản và nhanh.

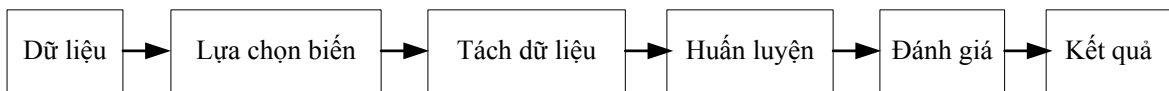
Bước 5. Đánh giá. Độ chính xác phân lớp tổng thể được tính theo công thức (5.1) và chọn cụm mẫu đạt độ chính xác phân lớp cao nhất trong vùng khảo sát.

Tóm tắt

5.8 NGHIÊN CỨU ĐỀ XUẤT MÔ HÌNH BỘ PHÂN LỚP CẢI TIẾN NÂNG CAO ĐỘ CHÍNH XÁC NHẬN DẠNG (ADVANCED PARALLEL CLASSIFIER MODEL-APCM)

5.8.1 Xây dựng mô hình phân lớp lại dựa vào năng lượng mẫu

Dữ liệu ổn định động HTĐ là phức tạp. Điều này dẫn đến bộ phân lớp đơn gặp khó khăn khi học biên giữa các lớp. Tác giả đã đề nghị sử dụng năng lượng mẫu để tách bộ dữ liệu ban đầu thành các nhóm dữ liệu con. Mỗi bộ phân lớp con chỉ học biên giữa các lớp của riêng các nhóm dữ liệu con cho nên việc học đơn giản hơn. Xây dựng mô hình HCM gồm 4 bước: Lựa chọn biến, Tách dữ liệu, Huấn luyện, Đánh giá, Hình 5.6.



Hình 5.6 Quy trình xây dựng mô hình HCM theo năng lượng mẫu

- Lựa chọn biến: phương pháp xếp hạng biến (FR) và giải thuật SFFS được áp dụng để chọn biến. Kết quả chọn biến đã trình bày trong bài báo đã công bố và ở chương 6.
- Tách dữ liệu: Mẫu được tách ra dựa vào năng lượng của mẫu theo (5.2).

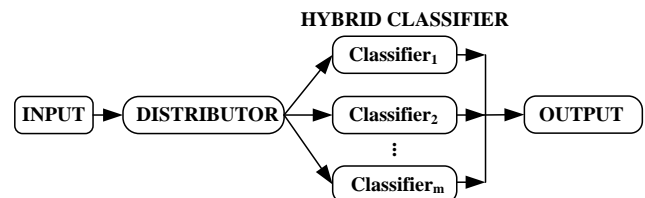
$$E = x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2 \quad (5.2)$$

Các mẫu có mức năng lượng gần nhau sẽ được gom cùng một cụm.

- Huấn luyện: Đây là quá trình học quan hệ vào ra.
- Đánh giá: Độ chính xác tổng thể phân lớp được tính theo công thức (5.1).

5.8.2 Mô hình HCM đề nghị

Mô hình HCM đề nghị như Hình 5.7 gồm: Đầu vào, Bộ phân phối, Bộ phân lớp lại, và Đầu ra.

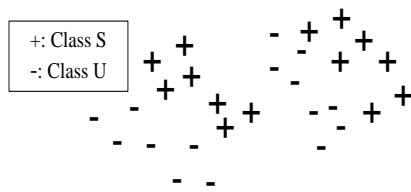


Hình 5.7 Mô hình HCM đề nghị

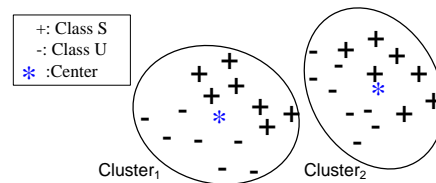
- **Đầu vào:** Đầu vào có vec-tơ với biến được lựa chọn ở bước chọn biến.

Tóm tắt

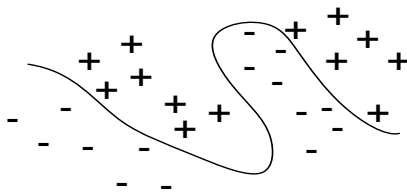
- Hình 5.8b tách bộ dữ liệu ban đầu thành hai tập con, (*) ký hiệu cho tâm của các tập con.
- Hình 5.8c thể hiện ranh giới của hai lớp của toàn bộ tập dữ liệu, là đường cong gấp khúc.
- Hình 5.8d so sánh với hình 5.8c thì mỗi tập dữ liệu con có ranh giới với độ gấp khúc giảm đi rất nhiều cho nên mỗi bộ nhận dạng con sẽ học với biên phân cách đơn giản hơn, nên kết quả độ chính xác nhận dạng sẽ nâng cao.



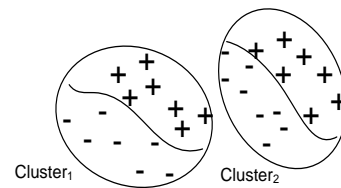
Hình 5.8a



Hình 5.8b



Hình 5.8c

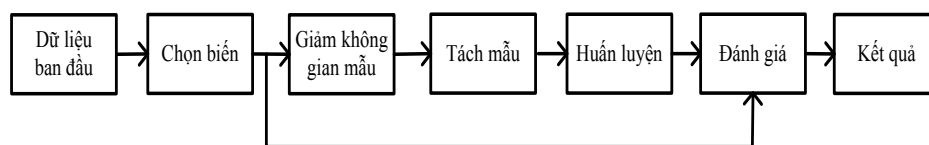


Hình 5.8d

Hình 5.8 Minh họa ý tưởng xây dựng mô hình APCM

5.8.3.1 Quy trình xây dựng mô hình APCM

Quy trình xây dựng mô hình gồm 5 bước: **Chọn biến**, **Giảm không gian mẫu**, **Tách mẫu**, **Đánh giá**, Hình 5.9. Trong đó khâu chọn biến và giảm không gian mẫu đã được trình bày như phần trên.



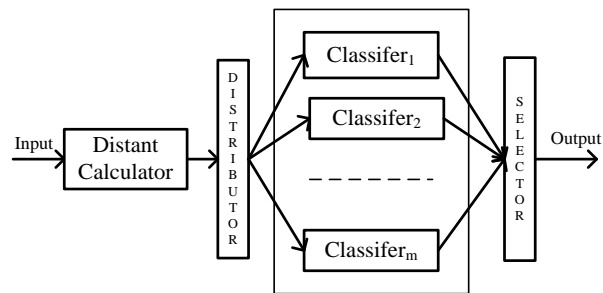
Hình 5.9 Quy trình xây dựng mô hình mạng Nơ-ron cải tiến

Tóm tắt

- **Khâu tách mẫu:** Áp dụng giải thuật HK để tách dữ liệu đầu vào thành các tập con. Mỗi Bộ phân lớp con học với dữ liệu của từng tập con riêng, và như vậy mỗi Bộ phân lớp con có thông số khác nhau do được huấn luyện độc lập. Dữ liệu kiểm tra là dữ liệu ban đầu, dữ liệu chưa giảm không gian mẫu.
- **Khâu đánh giá:** Đây là khâu đánh giá độ chính xác nhận dạng để chọn số bộ phân lớp.

5.8.3.2 Vận hành mô hình

L luận án đề nghị mô hình APCM như Hình 5.10, gồm 4 bộ phận: Bộ tính toán khoảng cách, Bộ phân phối, Bộ nhận dạng, Bộ chọn ngõ ra.



Hình 5.10 Mô hình APCM đề nghị

- **Bộ tính toán khoảng cách (Distant Calculator):** Trong quá trình thiết kế mô hình thì tâm của các cụm con, thực thi ở khâu tách mẫu, được lưu trữ là $CC_{Rk}(c_{Rk})$, $k=[1,m]$. Mẫu mới bất kỳ x_i đưa vào mô hình trước tiên phải qua bộ tính toán khoảng cách. Bộ tính toán khoảng cách tính khoảng cách Euclide, từ x_i đến các tâm $CC_{Rk}(c_{Rk})$. Giá trị khoảng cách nhỏ nhất đến tâm của tập con nào thì mẫu x_i sẽ được gán nhãn thuộc bộ phân lớp con tương ứng theo luật:

$$\left\{ \begin{array}{l} d(X_i, CC_{Rk}(c_{Rk})) \rightarrow \min \\ \text{Nếu } \{d(X_i, (CC_{Rk}(c_{Rk})))\} = \min \text{ thì } X_i \in \text{Cluster}_k \text{ and labelled } X_i \text{ is 'k', } k=[1,m] \end{array} \right. \quad (5.4)$$

- **Bộ phân phối mẫu (Distributor):** Bộ phân phối có nhiệm vụ phân phối mẫu kiểm tra đến bộ phân lớp của nó theo luật:

$$\text{Nếu labelled } X_i \text{ is 'k', } k=[1,m] \text{ thì } X_i \in \text{Classifier}_m \quad (5.5).$$

- **Bộ nhận dạng (Classifier):** Bộ nhận dạng gồm các Bộ phân lớp con kết nối song song. Các bộ phân lớp con nhận tín hiệu từ Bộ phân phối mẫu, tính toán và gửi kết quả đến Bộ lựa chọn ngõ ra.

- **Bộ chọn ngõ ra (Selector):** Nhãn lớp của mẫu được gán nhãn số nhị phân. Lớp ổn định được gán nhãn là 1 và lớp không ổn định được gán nhãn là 0. Giá trị đầu ra của các bộ phân lớp được tính toán như luật:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Nếu } y \leq 0.5 \text{ thì } y=0; \text{ Nếu } y > 0.5 \text{ thì } y=1 \\ \text{Nếu } y=1 \text{ thì 'Ổn định'}; \text{ Nếu } y=0 \text{ thì 'Mất ổn định'} \end{array} \right. \quad (5.6)$$

5.9 TÓM TẮT CHƯƠNG 5

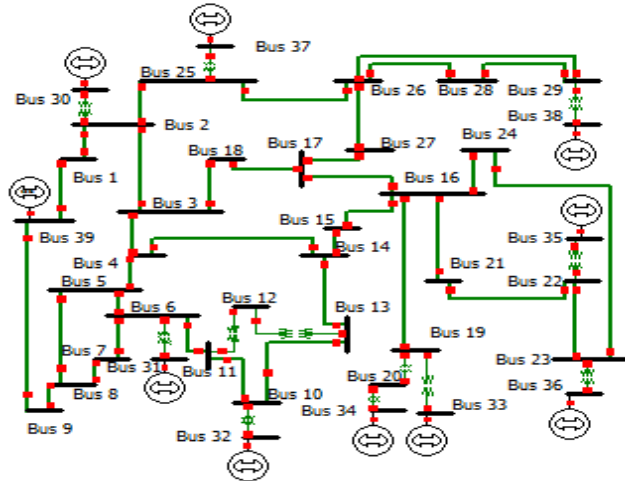
Trong chương này tác giả trình bày các vấn đề gồm:

- ✓ Đề xuất quy trình lấy mẫu, quy trình chọn biến, kết quả nghiên cứu đã được công bố trong các bài báo đã công bố và ở chương 6.
- ✓ Vấn đề giảm không gian mẫu: Tác giả đã nghiên cứu và đề xuất quy trình giảm không gian mẫu cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Kết quả nghiên cứu được công bố ở bài báo (I) và chương 6.
- ✓ Trong khâu biểu diễn kết quả phân lớp tác giả đã giới thiệu công cụ trực quan hiển thị trạng thái ổn định động hệ thống điện. Kết quả nghiên cứu được công bố ở bài báo (III)
- ✓ Vấn đề xây dựng mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện: Luận án đã nghiên cứu phát hiện và đề xuất được phương pháp để phân chia dữ liệu thành các tập con làm cơ sở xây dựng mô hình mạng nơ-ron song song. Phương pháp tách tập dữ liệu thành các tập con dựa vào năng lượng mẫu được công bố ở bài báo (II). Phương pháp đề xuất giải quyết được mục tiêu quan trọng nhất cho mô hình nhận dạng ổn định động HTĐ là nâng cao độ chính xác phân lớp. Ý tưởng tách tập mẫu thành các tập con gần nhau thành cùng nhóm dựa vào giải thuật phân cụm dữ liệu được trình bày ở chương 6.

Chương 6. ỨNG DỤNG MÔ HÌNH APCM CHẨN ĐOÁN NHANH ỔN ĐỊNH ĐỘNG HỆ THỐNG ĐIỆN IEEE 39-BUS

6.1 GIỚI THIỆU SƠ ĐỒ HỆ THỐNG ĐIỆN CHUẨN IEEE 39-BUS

Sơ đồ hệ thống điện IEEE 39 bus được trình bày ở Hình 6.1.



Hình 6.1 Sơ đồ hệ thống điện IEEE 39 bus

6.2 XÂY DỰNG TẬP MẪU VÀ TẬP BIẾN BAN ĐẦU

Mô phỏng off-line để thu thập dữ liệu cho đánh giá ổn định động HTĐ với các mức tải từ (20,30,...,120)% tải cơ bản, thời gian cắt ngắn mạch cài đặt là 50ms. Các sự cố được xem xét là ngắn mạch ba pha, một pha chạm đất, hai pha tại tất cả các thanh góp và dọc các đường dây truyền tải với mỗi khoảng cách 5% chiều dài đường dây. Biến đầu vào: $x\{\Delta V_{bus}, \Delta P_{load}, \Delta P_{flow}\}$, 104 biến. Biến đầu ra: $y\{1,0\}$. {1 'ổn định', '0' 'không ổn định'}. Kết quả mô phỏng có 3551 mẫu với 2649 mẫu ổn định (S) và 902 mẫu không ổn định (U), ký hiệu tập dữ là $D(S,U)=D(2649,902)$.

6.3 CHỌN BIẾN ĐẶC TRUNG

Bước 1. Tập biến ban đầu:

Tổng số biến đầu vào là 104 biến, x . Số biến đầu ra là 1 biến, $y\{1,0\}$. Tập mẫu $D(S,U)=D(2649,902)$.

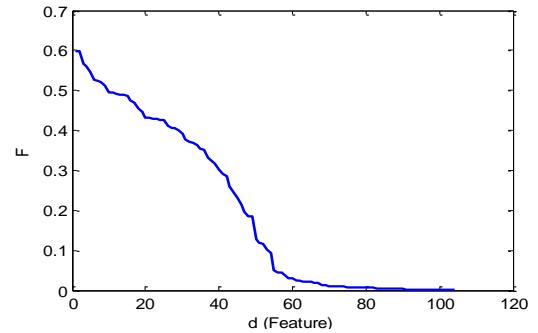
Bước 2. Tìm kiếm tập biến ứng viên:

- **Giải thuật áp dụng chọn biến:** Hai giải thuật được giới thiệu áp dụng là FR và giải thuật SFFS.

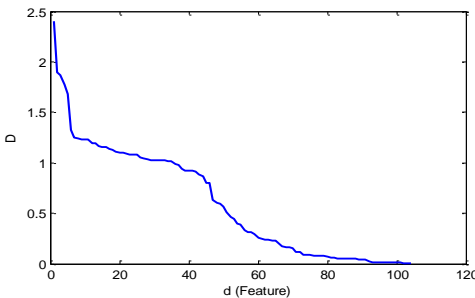
Tóm tắt

▪ Tiêu chuẩn áp dụng chọn biến:

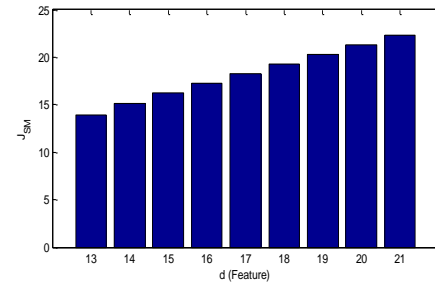
Kết quả tính toán giá trị khoảng cách (F) và xếp hạng biến theo chuẩn Fisher được trình bày ở Hình 6.2. Kết quả tính toán giá trị khoảng cách (D) và xếp hạng biến theo chuẩn Divergence được trình bày ở Hình 6.3. Kết quả tính toán giá trị khoảng cách (J_{SM}) theo chuẩn SM bằng giải thuật SFFS trình bày ở Hình 6.4.



Hình 6.2 Xếp hạng biến, Fisher



Hình 6.3 Xếp hạng biến, Divergence

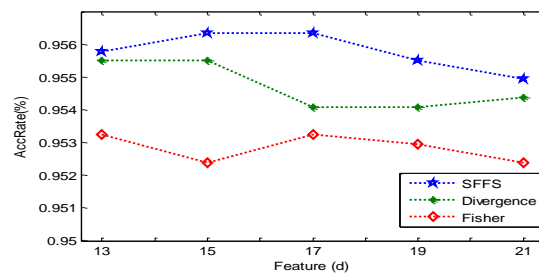


Hình 6.4 Giá trị khoảng J_{SM} , SFFS

▪ Bước 3. Huấn luyện:

Bộ phân lớp K-NN (1-NNC, K=1): 1-NNC. Tập mẫu: $D(S,U)=D(2649,902)$. Tập mẫu ban đầu được chia ngẫu nhiên thành 10 tập con (kfold=10). Mỗi tập con học có 2834 mẫu S và 812 mẫu U, mỗi tập kiểm tra có 265 mẫu S và 90 mẫu U. Kết quả đánh giá độ chính xác được tính trung bình của 10 lần thực hiện.

▪ **Bước 4. Đánh giá:** Kết quả tính toán đánh giá độ chính xác kiểm tra được trình bày ở đồ thị Hình 6.5.



Hình 6.5 Đánh giá chọn tập biến

▪ **Bước 5. Kết quả chọn tập biến đặc trưng:**

Bảng 6.1 trình bày kết quả đánh giá kiểm tra tại 15 biến được chọn và 104 biến ban đầu, 1-NN, kfold=10. Tập biến được chọn có 15 biến, Bảng 6.2.

Tóm tắt

Bảng 6.1 Độ chính xác kiểm tra phân lớp 1-NN, $d=15$ và $d=104$, $kfold=10$

Bộ phân lớp	$d(\text{feature})$	AccRate(%)
1-NN	104	95,60
	15	95,63

Bảng 6.2 Các biến được chọn

STT	Biến		Ký hiệu
1	$\text{del}V_{\text{Bus}2}$	Độ lệch điện áp Bus 2	X1
2	$\text{del}V_{\text{Bus}20}$	Độ lệch điện áp Bus 20	X2
3	$\text{del}V_{\text{Bus}25}$	Độ lệch điện áp Bus 25	X3
4	$\text{del}V_{\text{Bus}30}$	Độ lệch điện áp Bus 30	X4
5	$\text{del}V_{\text{Bus}37}$	Độ lệch điện áp Bus 37	X5
6	$\text{del}P_{\text{Load}15}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 15	X6
7	$\text{del}P_{\text{Load}23}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 23	X7
8	$\text{del}P_{\text{Load}31}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 31	X8
9	$\text{del}P_{\text{Flow}2-30}$	Độ lệch công suất tác dụng của nhánh 2-30	X9
10	$\text{del}P_{\text{Flow}10-32}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 10-32	X10
11	$\text{del}P_{\text{Flow}16-21}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 16-21	X11
12	$\text{del}P_{\text{Flow}19-33}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 19-33	X12
13	$\text{del}P_{\text{Flow}20-34}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 20-34	X13
14	$\text{del}P_{\text{Flow}26-29}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 26-29	X14
15	$\text{del}P_{\text{Flow}28-29}$	Độ lệch công suất tác dụng của tải 28-29	X15

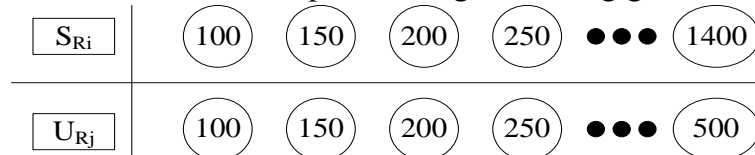
6.4 GIẢM KHÔNG GIAN MẪU

Sau khi thực hiện xây dựng bộ mẫu và qua khâu chọn biến thì bước kế tiếp là giảm không gian mẫu.

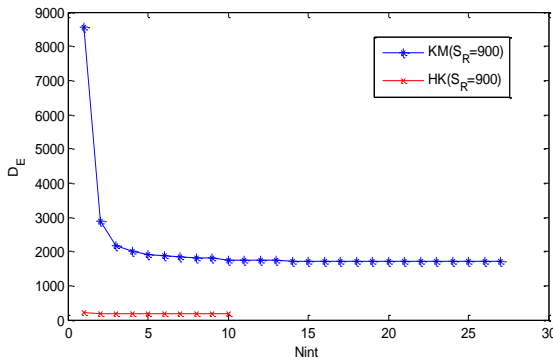
Bước 1. Chuẩn bị tập mẫu ban đầu: Tập mẫu bây giờ gồm 15 biến như Bảng 5.2, tập mẫu kiểm tra là tập mẫu nguyên thủy $D(S,U)=D(2649,902)$.

Bước 2. Xây dựng các tập mẫu con:

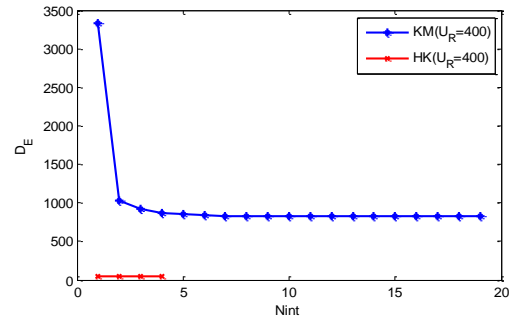
- **Giải thuật áp dụng:** K-means (KM) và giải thuật K-means lai (HK).
- **Thực hiện:** Thực thi rút gọn dữ liệu trên tập mẫu S và tập mẫu U để hình thành các tập mẫu con như Hình 6.6. Hình 6.7 và 6.8 trình bày đặc tính hội tụ của giải thuật KM và HK khi thực thi phân cụm giảm không gian mẫu.



Hình 6.6 Các nhóm mẫu của tập S và tập U được rút gọn

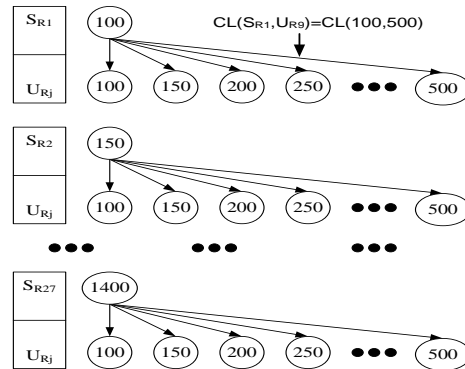


Hình 6.7 Đặc tuyến hội tụ của giải thuật HK và KM tại $S_R=900$.



Hình 6.8 Đặc tuyến hội tụ của giải thuật HK và KM tại $U_R=400$.

Bước 3. Tìm kiếm các tập con ứng viên: Hình 6.9 trình bày và thể hiện các khả năng kết hợp hình thành tập mẫu rút gọn $CL(S_{R_i}, U_{R_j})$.

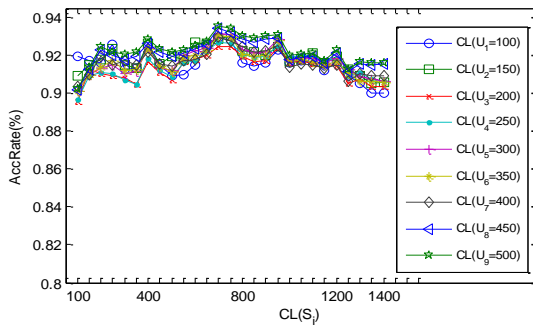


Hình 6.9 Các khả năng kết hợp hình thành tập mẫu rút gọn

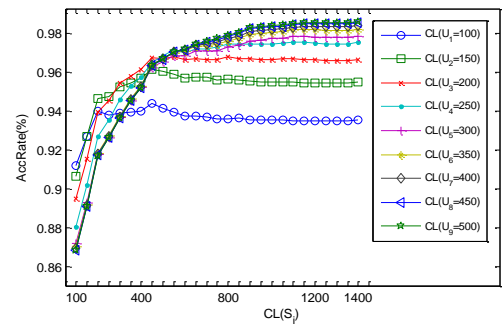
Bước 4. Huấn luyện.

❖ **Bộ phân lớp: 1-NNC**

Các bộ dữ liệu con đã kết hợp ở bước 3, $CL(S_{R_i}, U_{R_j})$, được sử dụng làm các tập học. Tập mẫu nguyên thủy, $D(S, U)$, được sử dụng làm tập kiểm tra. Hình 6.10 và Hình 6.11 kết quả đánh giá độ chính xác kiểm tra chọn tập mẫu con có độ chính xác cao trong vùng khảo sát, kết quả được trình bày ở Bảng 6.3.



Hình 6.10 Đánh giá độ chính xác, rút dữ liệu với giải thuật KM, 1-NNC



Hình 6.11 Đánh giá độ chính xác, rút dữ liệu với giải thuật HK, 1-NNC

Bảng 6.3 Độ chính xác kiểm tra phân lớp 1-NN với không gian mẫu giảm

Giải thuật	Cụm dữ liệu	AccRate(%)
KM	CL(700,500)	93,6
HK	CL(900,400)	98,0

Bảng 6.3, Với giải thuật KM thì có độ chính xác phân lớp cao nhất trong vùng khảo sát đạt 93,6% tại cụm dữ liệu CL(700,500), với HK có độ chính xác phân lớp đạt 98% tại cụm dữ liệu CL(900,400). Với kết quả này, tiến hành huấn luyện với bộ phân lớp MLPC, GRNNC, và SVMC.

❖ **Bộ phân lớp mạng nơ-ron MLP, GRNN và SVM:**

• **Bộ phân lớp MLP:**

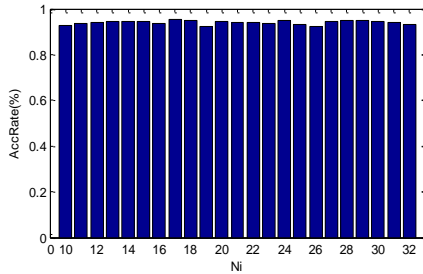
Mạng neural perceptron (MLP) gồm 3 lớp là lớp vào, lớp ẩn và lớp ra. Trong đó, Biến đầu vào có 15 biến, lớp neural ẩn dùng hàm kích hoạt sigmoid và lớp ra dùng hàm tuyến tính purelin, số biến đầu ra là 1. Các thông số được cài đặt cho toàn bộ các lần huấn luyện: Sai số = $1e-5$, số chu trình huấn luyện = $1e3$, giải thuật học và cập nhật trọng số Levenberg-Marquardt, các thông số khác chọn theo giá trị mặc định.

• **Bộ phân lớp GRNN:**

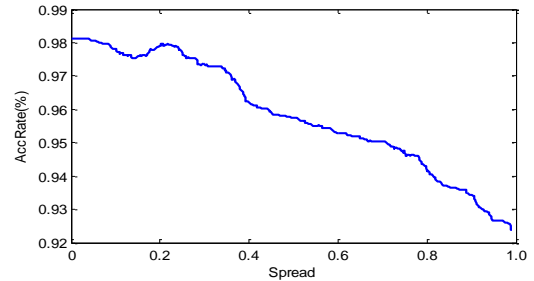
Hình 6.12 trình bày kết quả thực nghiệm tìm số nơ-ron ẩn, thể hiện quan hệ độ chính xác phân lớp với số nơ-ron ẩn (N_i) có giá trị từ 10 nơ-ron đến 32 nơ-ron.

Tóm tắt

GRNN cơ bản gồm lớp ngõ vào, lớp ẩn hàm xuyên tâm, lớp tổng và lớp ngõ ra tuyến tính. Hình 6.13 trình bày kết quả thực nghiệm tìm hệ số Spread.



Hình 6.12 Thực nghiệm tìm số nơ-ron ẩn



Hình 6.13 Thực nghiệm tìm hệ số Spread

- **Bộ phân lớp SVM:**

Thuật toán SVM được hỗ trợ trong phần mềm Matlab, ở đó việc xây dựng mô hình bộ phân lớp SVM qua tìm kiếm tập thông số (C,Ks) tốt nhất sao cho bộ phân lớp cho kết quả nhận dạng trên tập kiểm tra cao nhất. Các giá trị của C và Ks là $C=\{\exp(-5),\exp(-4),\dots,\exp(5)\}$ và $Ks=\{\exp(-5),\exp(-4),\dots,\exp(5)\}$. Bảng 6.4, kết quả độ chính xác phân lớp với tập dữ liệu huấn luyện là CL(900,400). Pre, Rec, và F-score trình bày ở Bảng 6.5.

Bảng 6.4 Độ chính xác phân lớp với MLPC, GRNNC và SVMC

MLPC		GRNNC			SVMC			
N _i	AccRate(%)		Sp	AccRate(%)		(C,Ks)	AccRate(%)	
	Huấn luyện	Kiểm tra		Huấn luyện	Kiểm tra		Huấn luyện	Kiểm tra
17	92.7	95.2	0.051	100	98.1	(0.4493,3.004)	96.5	98.0

Bảng 6.5 Độ chính xác, độ hồi tưởng và hệ số F-Score

	MLPC	GRNNC	SVMC
Pre	0.9702	0.9849	0.9947
Rec	0.9658	0.9898	0.9788
F-Score	0.9679	0.9873	0.9867

6.5 ÁP DỤNG MÔ HÌNH CẢI TIẾN

Bước 1. Chọn biến và mẫu ban đầu: Tập mẫu được chọn 15 biến như Bảng 6.2, tập mẫu ban đầu là $D(S,U)=D(2649,902)$.

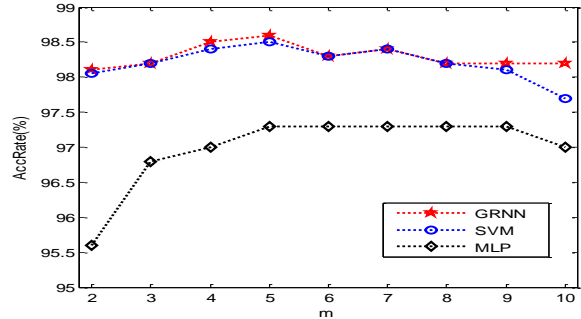
Bước 2. Giảm không gian mẫu: Tập mẫu đã rút gọn tìm được là CL(900,400) bằng giải thuật HK như ở Bảng 6.3.

Tóm tắt

Bước 3. Tách mẫu: Áp dụng giải thuật HK tách nhóm dữ liệu CL(900,400) ra số nhóm từ 2 đến 10. Số mẫu của từng tập con tách ra được trình bày ở Bảng 6.5.

Bước 4. Huấn luyện

Tiến hành huấn luyện với dữ liệu của từng tập con cho mạng nơron MLP, GRNN, và SVM. Độ chính xác phân lớp kiểm tra được trình bày ở Hình 6.14. Kết quả đánh giá độ chính xác phân lớp kiểm tra đạt cao nhất tại số nhóm được tách ra là 5.



Hình 6.14 Đồ thị độ chính nhận dạng với số Bộ phân lớp song song

Bảng 6.6 Số mẫu được tách ra 5 nhóm từ CL(900,400)

Bộ mẫu đã rút gọn	Số nhóm tách ra
	5
CL(900,400)	CL ₁ (173,25), CL ₂ (184,145), CL ₃ (69,68), CL ₄ (387,85), CL ₅ (87,77)

Kết quả đánh giá độ chính xác phân lớp trình bày ở Bảng 6.7, Bảng 6.8, Bảng 6.9. Pre, Rec và F-score được trình bày ở Bảng 6.9 cho mô hình APCM gồm 5 bộ phân lớp song song.

Bảng 6.7 Kết quả đánh giá trung bình với 5 bộ MLPC song song

Số nhóm tách ra	MLPC						
	Số neural ẩ					AccRate(%)	
						Huấn luyện	Kiểm tra
5	18	28	15	19	11	95,4	97,3

Bảng 6.8 Kết quả đánh giá trung bình với 5 bộ GRNNC song song

Số nhóm tách ra	GRNNC						
	Hệ số Spread					AccRate(%)	
						Huấn luyện	Kiểm tra
5	0,01	0,216	0,178	0,01	0,01	99,3	98,7

Bảng 6.9 Kết quả đánh giá trung bình với 5 bộ SVMC song song

Số nhóm tách ra	SVMC						
	(C,Ks)					AccRate (%)	
						Huấn luyện	Kiểm tra
5	(1.6487, 0.3697)	(2.0138, 0.3679)	(0.6065, 0.2231)	(4.4817, 0.4066)	(0.8187, 0.2466)	97.3	98.5

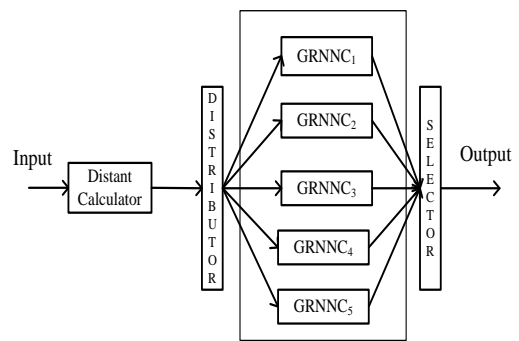
Tóm tắt

Bảng 6.10 Độ chính xác, độ hồi tưởng và hệ số F-Score của mô hình APCM

5MLPC					
Số bộ phân lớp	1	2	3	4	5
Pre	0.9964	0.9501	1.000	0.9939	0.9937
Rec	0.9691	0.9675	0.9775	0.9727	0.9754
F-Score	0.9826	0.9587	0.9886	0.9833	0.9845
5GRNNC					
Pre	0.9859	0.9760	0.9908	0.9845	1.000
Rec	0.9964	0.9645	0.9953	0.9986	1.000
F-Score	0.9911	0.9702	0.9931	0.9915	1.000
5SVMC					
Pre	1.000	0.9820	0.9908	0.9979	1.000
Rec	0.9793	0.9686	1.000	0.9821	0.9876
F-Score	0.9895	0.9753	0.9954	0.9899	0.9938

Kết quả xây dựng mô hình:

Bảng 6.7, 6.8, và 6.9 cho thấy bộ phân lớp áp dụng GRNN cho kết quả nhận dạng cao hơn bộ phân lớp MLP là 1,4% và bộ phân lớp SVM là 0,1%. Như vậy, GRNN được chọn áp dụng cho mô hình. Mô hình APCM&GRNN gồm 5 bộ phân lớp con làm việc song song, Hình 6.15.



Hình 6.15 Mô hình APCM gồm 5 bộ phân lớp song song GRNNC

6.6 NHẬN XÉT

❖ **Giảm không gian biến:**

- Kết quả chọn biến Hình 6.14 có độ chính xác nhận dạng cho tập biến được chọn bởi giải thuật SFFS cao hơn giải thuật xếp hạng FR.
- Có 15 biến được chọn từ giải thuật SFFS ở Bảng 5.2 hay số biến giảm đi 6,9 lần so với 104 biến ban đầu nhưng độ chính xác kiểm tra vẫn không suy giảm.

❖ **Giảm không gian mẫu:**

- Hình 6.7, giải thuật KM giảm không gian mẫu với $D(S_R=900)$ xuống $CL(S_R=900)$ thì số lần lặp là 27 lần, trong khi giải thuật HK chỉ lặp có 10 lần. Hình 6.8, giải thuật KM giảm không gian mẫu với $D(U_R=902)$ xuống $CL(U_R=400)$ số lần lặp là 19 lần, trong khi HK chỉ lặp có 4 lần. Kết quả cho thấy giải thuật HK có giá trị hàm mục tiêu cải thiện đáng kể so với giải thuật KM.

Tóm tắt

- Hình 6.10 và 6.11, giải thuật KM, 1-NNC, độ chính xác phân lớp cao nhất trong vùng khảo sát đạt 93,6% tại CL(700,500), mẫu giảm đến 66,2%. Trong khi, HK tại CL(300,150), mẫu giảm đến 87,3%, với độ chính xác phân lớp kiểm tra đạt 95,2%.
- Kết quả số mẫu rút gọn được chọn ở Bảng 6.3, HK, số mẫu từ D(2649,902) giảm xuống CL(900,400), mẫu ổn định giảm còn 33,87% và mẫu không ổn định giảm còn 44,3% so với số mẫu ban đầu, trong khi kết quả kiểm tra đạt 98%.
- So với KM, HK đề nghị áp dụng cải thiện độ chính xác, hội tụ nhanh hơn. Điều này khẳng định HK đã khắc phục nhược điểm hội tụ địa phương của KM.
- Bảng 6.4, bộ mẫu rút gọn CL(900,400) làm dữ liệu học, độ chính xác kiểm tra phân lớp của GRNNC cho kết quả cao hơn MLPC và SVMC tương ứng là 2,9% và 0,1%.

❖ Xây dựng mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến APCM:

- Hình 6.14 trình bày kết quả thực nghiệm độ chính xác phân lớp với số mạng nơron song song từ 2 đến 10, Bảng 6.5. Kết quả đánh giá độ chính xác phân lớp kiểm tra đạt cao nhất tại số nhóm được tách ra là 5. Trong đó, độ chính xác kiểm tra của GRNNC, MLPC, và SVMC tương ứng là 98,7%, 98,5% và 97,3%.
- Mô hình song song gồm có 5 bộ phân lớp con. Bảng 6.4 và Bảng 6.6, với APCM&MLP thì độ chính xác kiểm tra tăng 2,1% so với mô hình đơn. Bảng 6.4 và Bảng 6.7, APCM&GRNN thì độ chính xác kiểm tra tăng 0,6% so với mô hình đơn. Bảng 6.4 và 6.8, APCM&SVM thì độ chính xác tăng 0,5% so với mô hình đơn. Điều này khẳng định mô hình đề xuất đã cải thiện độ chính xác phân lớp.

6.7 TÓM TẮT CHƯƠNG 6

Tác giả đã áp dụng quy trình chọn biến, giảm không gian mẫu và mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến vào xây dựng mô hình chẩn đoán ổn định hệ thống điện. Kết quả nghiên cứu cho thấy hiệu quả của việc giảm không dữ liệu với quy trình và giải thuật đề xuất. Mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến đề xuất giải quyết được mục tiêu nâng cao độ chính xác phân lớp.

Chương 7. KẾT LUẬN

7.1 KẾT QUẢ ĐẠT ĐƯỢC

Luận án đã hoàn thành những nội dung khoa học và thực tiễn sau:

1. Đề xuất quy trình xây dựng tập biến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Giới thiệu và áp dụng thành công hai giải thuật chọn biến, SFFS và FR, vào giảm không gian biến một cách hiệu quả. Kết quả kiểm tra trên sơ đồ IEEE 39-bus, giải thuật SFFS cho kết quả chọn biến tốt hơn phương pháp FR nhờ vào mở rộng không gian tìm kiếm của nó.
2. Áp dụng thành công giải thuật giảm không gian mẫu K-means lai (Hybrid K-means – HK), cải tiến từ giải thuật phân cụm dữ liệu nổi tiếng K-means, khai phá dữ liệu ổn định động hệ thống điện. Kết quả kiểm tra trên tập mẫu của sơ đồ IEEE 39-bus cho thấy giải thuật HK đã khắc phục được nhược điểm K-means, giúp nâng cao chất lượng phân cụm dữ liệu, và giảm không gian mẫu một cách hiệu quả. Việc giảm không gian mẫu làm cho mỗi nhóm mẫu con có một tâm đại diện. Điều này có ý nghĩa rất quan trọng là làm cho mô hình không tăng dung lượng bộ nhớ lưu trữ mẫu mới, linh hoạt trong việc cập nhật làm giàu tri thức mới, và giúp mô hình có khả năng bao phủ dữ liệu, thích nghi với mẫu mới rất cao.
3. Đề xuất quy trình xây dựng hệ thống nhận dạng thông minh chẩn đoán nhanh ổn định động hệ thống điện dựa trên cơ sở mạng nơ-ron, khai phá dữ liệu. Luận án đã phát triển thành công mô hình mạng nơ-ron song song cải tiến cho bài toán nhận dạng ổn định động hệ thống điện. Mô hình đề xuất đạt được mục tiêu quan trọng là nâng cao độ chính xác phân lớp. Với cách tiếp cận trình bày trong luận án, các khâu thực hiện đã được quy trình hóa, điều này giúp mô hình nhận dạng hoàn toàn có thể mở rộng cho các trường hợp nhiễu lớn khác nhau.
4. Bài toán nhận dạng trong đề tài có thể tổng hợp cho bài toán điều khiển ổn định hệ thống điện chẳng hạn như điều khiển sa thải phụ tải.

Tóm tắt

5. Xây dựng cách tiếp cận nhận dạng nhanh trạng thái ổn định động hệ thống điện khi có sự cố ngắn mạch nghiêm trọng xảy ra chỉ dựa trên các biến đầu vào là độ thay đổi công suất tác dụng tải, độ thay đổi công suất tác dụng trên các nhánh, và sụt điện áp tại các nút. Kết quả kiểm tra cho độ chính xác nhận dạng cao về trạng thái ổn định hệ thống điện mà không cần giải hệ phương trình vi phân như phương pháp truyền thống.
6. Hệ thống nhận dạng thông minh được xây dựng có thể được sử dụng như công cụ trợ giúp các điều độ viên đề ra chiến lược điều khiển trong những tình huống khẩn cấp, và huấn luyện các điều độ viên hệ thống điện xử lý các tình huống dựa trên các kịch bản sự cố.
7. Việc giảm không gian biến có ý nghĩa rất lớn trong việc giảm chi phí thiết bị đo lường cảm biến, đơn giản hóa sơ đồ đấu nối, và giúp hệ thống tăng tốc độ xử lý. Việc giảm không gian mẫu có ý nghĩa quan trọng trong việc tiết kiệm bộ nhớ lưu trữ mẫu, giảm chi phí thu thập dữ liệu, và giúp mô hình dễ dàng cập nhật dữ liệu mới cũng như tính thích nghi với mẫu mới rất cao.

7.2 HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Từ kết quả nghiên cứu trong luận án, các kiến nghị cho nghiên cứu cần tiếp tục triển khai trong tương lai như sau:

- Nghiên cứu phối hợp với khâu điều khiển khẩn cấp để giữ ổn định hệ thống điện trong trường hợp mất ổn định, chẳng hạn như điều khiển sa thải phụ tải.
- Nghiên cứu mở rộng áp dụng phương pháp nghiên cứu trong đề tài cho nhận dạng ổn định điện áp, ổn định tần số.
- Nghiên cứu mở rộng áp dụng mô hình đề xuất vào lưới điện Việt Nam.

Các bài báo đã công bố

- I. **Ngoc Au Nguyen**, Trong Nghia Le, Huy Anh Quyen, Thi Thanh Binh Phan, "Data reduction for dynamic stability classification in power system", IETE Journal of Research, DOI:10.1080/03772063.2017.1417752, ISSN: 0377-2063 (Print) 0974-780X (Online), Jan. 2018. (SCIE)
- II. **Ngoc Au Nguyen**, Trong Nghia Le, Huy Anh Quyen, Binh Phan Thi Thanh, Thai Binh Nguyen "Hybrid Classifier Model for Dynamic Stability Prediction in Power System", IEEE International Conference On System Science And Engineering (ICSSE 2017), p. 67-70, 2017 IEEE.
- III. **Nguyen Ngoc Au**, Quyen Huy Anh, Phan Thi Thanh Binh, "Dynamic Stability Recognition Of Power System Using Generalized Regression Neural Networks" Journal of Technical Education Science, N⁰ 40A(10/2017), ISSN 1859-1272, 2017.
- IV. **Nguyen Ngoc Au**, Quyen Huy Anh, Phan Thi Thanh Binh, "Feature subset selection in dynamic stability assessment power system using artificial neural networks" Science & Technology Development Journal, ISSN 1859-0128, Vol.18, p. 15-24, No.K3 – 2015.
- V. **Nguyen Ngoc Au**, Quyen Huy Anh, Phan Thi Thanh Binh, "Dynamic stability assessment of power system using Multilayer feedforward neural networks with Reduced feature selection", The 2nd International Conference on Green Technology and Sustainable Development, 2014 (GTSD'14).
- VI. **Nguyen Ngoc Au**, Quyen Huy Anh, Phan Viet Thinh, "Feature Selection For Dynamic Stability Prediction Of Power System Using Neural Network", Journal of Technical Education Science, N⁰ 34(2015), ISSN 1859-1272, 2015.
- VII. Quyen Huy Anh, **Nguyen Ngoc Au**, Nguyen Vu Phuong Thao, "Design dual input power system stabilizer for multi-machine system based on focused-time-delay neural netwok", Journal of Technical Education Science, N0 25(2013), ISSN 1859-1272.

Các bài báo liên quan

- VIII. **Nguyễn Ngọc Âu**, Lê Trọng nghĩa, Quyền Huy Ánh, Phan Thị Thanh Bình, "Sa thải phụ tải dựa trên nhận dạng nhanh ổn định động hệ thống điện",

ISSN 1859-1531 Tạp Chí Khoa Học Và Công Nghệ, Đại Học Đà Nẵng-Số 11(129).2017 QUYỀN 2, p. 6-11, 2017.

- IX. Trong Nghĩa Le, **Ngoc Au Nguyen**, Huy Anh Quyen, ‘*Emergency control of load shedding based on coordination of artificial neural network and analytic hierarchy process algorithm*’, IEEE International Conference on System Science and Engineering (ICSSE 2017), p. 67-70, 2017 IEEE.
- X. L.T. Nghĩa, T.T. Giang, **N.N. Au**, Q.H. Anh, D.N. An, ‘*Emergency Control of Load Shedding Based on Fuzzy-AHP Algorithm*’, International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), ISSN: 2278-0181, Vol. 6 Issue 09, p. 185-191, September – 2017.
- XI. Phan Thị Thanh Bình, Nguyễn Thụy Mai Khanh, **Nguyễn Ngọc Âu**. ‘*Phân tích tình ổn định điện áp khi có máy phát điện gió DFIG*’, Tạp chí Phát triển KH&CN, Tập 19, Số K5-2016, trang 5-12, 2016.
- XII. Trong Nghĩa Le, Huy Anh Quyen, **Ngoc Au Nguyen**, ‘*Application of fuzzy-analytic hierarchy process algorithm and fuzzy load profile for load shedding in power systems*’, Electrical Power and Energy Systems 77 (2016) 178–184, 2016. (SCIE)

Chủ nhiệm đề tài cấp trường trọng điểm:

1. “*Hệ thống nhận dạng đánh giá ổn định động hệ thống điện*”, 2016-2017, T2017-68TĐ.
2. “*Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo chẩn đoán ổn định động hệ thống điện nhiều máy*”, 2015-2016, T2016-48TĐ.
3. “*Lựa chọn mẫu trong đánh giá thông minh ổn định động hệ thống điện*”, 21014-2015, T2015-34TĐ.
4. “*Đánh giá ổn định hệ thống điện nhiều máy phát*”, 2012-2013, T2013-02TĐ.